

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования

«Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана

(национальный исследовательский университет)» (МГТУ им. Н.Э. Баумана)

ФАКУЛЬТЕТ		Информатика и системы управления (ИУ)			
КАФЕДРА -		Искусственный интеллект в системах обработки информации и управления			
ДИСЦИПЛИНА _		Методы машинного обучения			
	ОТЧЕТ	ПО ЛАБОРА	ТОРНОЙ РА	БОТЕ №1	
		Созлание "ис	гории о данных"		
			ие работы		
Группа	ИУ	5-25M			
Студент	3			Попов М.Ю.	
	оата выпол	нения работы	подпись	фамилия, и.о.	
Преподаватель				Гапанюк Ю. Е.	
_			подпись	фамилия, и.о.	

ЗАДАНИЕ

• Выбрать набор данных (датасет). Вы можете найти список свободно распространяемых датасетов здесь.

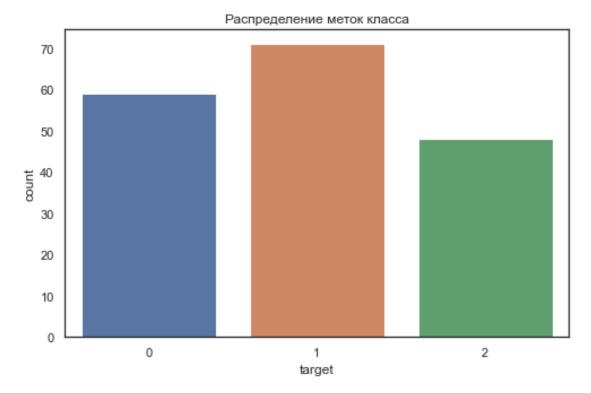
Для лабораторных работ не рекомендуется выбирать датасеты очень большого размера.

- Создать "историю о данных" в виде юпитер-ноутбука, с учетом следующих требований:
- 1. История должна содержать не менее 5 шагов (где 5 рекомендуемое количество шагов). Каждый шаг содержит график и его текстовую интерпретацию.
- 2. На каждом шаге наряду с удачным итоговым графиком рекомендуется в юпитер-ноутбуке оставлять результаты предварительных "неудачных" графиков.
- 3. Не рекомендуется повторять виды графиков, желательно создать 5 графиков различных видов.
- 4. Выбор графиков должен быть обоснован использованием методологии data-to-viz. Рекомендуется учитывать типичные ошибки построения выбранного вида графика по методологии data-to-viz. Если методология Вами отвергается, то просьба обосновать Ваше решение по выбору графика.
- 5. История должна содержать итоговые выводы. В реальных "историях о данных" именно эти выводы представляют собой основную ценность для предприятия.
- Сформировать отчет и разместить его в своем репозитории на github.

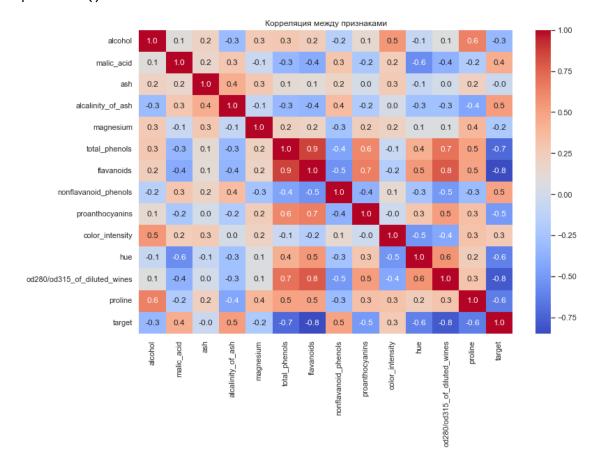
```
import pandas as pd
import seaborn as sns
from sklearn.datasets import load wine
data = load_wine()
df = pd.DataFrame(data=data.data, columns=wine.feature_names)
df['target'] = wine.target
df.dtypes
                                 float64
alcohol
                                 float64
malic acid
                                 float64
ash
alcalinity_of_ash
                                 float64
                                 float64
magnesium
total_phenols
                                 float64
flavanoids
                                 float64
nonflavanoid phenols
                                 float64
proanthocyanins
                                 float64
color_intensity
                                 float64
                                 float64
od280/od315 of diluted wines
                                 float64
                                 float64
proline
target
                                   int32
dtype: object
df.head()
   alcohol malic_acid
                          ash
                               alcalinity_of_ash magnesium total_phenols
0
     14.23
                         2.43
                                             15.6
                  1.71
                                                       127.0
                                                                        2.80
1
     13.20
                  1.78 2.14
                                             11.2
                                                       100.0
                                                                        2.65
2
     13.16
                  2.36
                         2.67
                                             18.6
                                                       101.0
                                                                        2.80
3
     14.37
                  1.95
                        2.50
                                             16.8
                                                       113.0
                                                                        3.85
4
     13.24
                  2.59 2.87
                                             21.0
                                                       118.0
                                                                        2.80
   flavanoids nonflavanoid_phenols
                                      proanthocyanins color_intensity
                                                                           hue
                                                                                \
0
         3.06
                                                  2.29
                                0.28
                                                                    5.64
                                                                          1.04
1
         2.76
                                0.26
                                                  1.28
                                                                    4.38
                                                                          1.05
2
         3.24
                                0.30
                                                  2.81
                                                                    5.68
                                                                          1.03
3
         3.49
                                0.24
                                                  2.18
                                                                    7.80
                                                                          0.86
4
         2.69
                                0.39
                                                  1.82
                                                                    4.32 1.04
   od280/od315_of_diluted_wines
                                  proline
                                           target
0
                            3.92
                                   1065.0
                                                 0
1
                            3.40
                                   1050.0
                                                 0
2
                            3.17
                                   1185.0
                                                 0
                            3.45
                                                 0
3
                                   1480.0
4
                            2.93
                                    735.0
                                                 0
df.shape
(178, 14)
df.describe()
                   malic acid
          alcohol
                                       ash
                                             alcalinity_of_ash
                                                                  magnesium
count
       178.000000
                   178.000000
                                178.000000
                                                    178.000000
                                                                178.000000
mean
        13.000618
                     2.336348
                                  2.366517
                                                     19.494944
                                                                  99.741573
```

```
std
         0.811827
                      1.117146
                                   0.274344
                                                       3.339564
                                                                   14.282484
                                                                   70.000000
min
        11.030000
                      0.740000
                                   1.360000
                                                      10.600000
25%
        12.362500
                      1.602500
                                   2.210000
                                                      17.200000
                                                                  88.000000
50%
        13.050000
                      1.865000
                                   2.360000
                                                      19.500000
                                                                  98.000000
75%
        13.677500
                      3.082500
                                   2.557500
                                                      21.500000
                                                                 107.000000
max
        14.830000
                      5.800000
                                   3.230000
                                                      30.000000
                                                                 162.000000
       total phenols
                       flavanoids
                                    nonflavanoid phenols
                                                           proanthocyanins
                       178.000000
                                              178.000000
count
          178.000000
                                                                178.000000
mean
            2.295112
                         2.029270
                                                0.361854
                                                                   1.590899
std
            0.625851
                         0.998859
                                                0.124453
                                                                  0.572359
min
            0.980000
                         0.340000
                                                0.130000
                                                                  0.410000
25%
            1.742500
                         1.205000
                                                0.270000
                                                                   1.250000
50%
            2.355000
                         2.135000
                                                0.340000
                                                                   1.555000
75%
            2.800000
                         2.875000
                                                0.437500
                                                                   1.950000
max
            3.880000
                         5.080000
                                                0.660000
                                                                   3.580000
       color intensity
                                      od280/od315_of_diluted_wines
                                                                          proline
                                hue
count
            178.000000
                         178.000000
                                                         178.000000
                                                                       178.000000
                                                                       746.893258
mean
               5.058090
                           0.957449
                                                           2.611685
std
               2.318286
                           0.228572
                                                           0.709990
                                                                       314.907474
min
               1.280000
                           0.480000
                                                           1.270000
                                                                       278.000000
25%
               3.220000
                           0.782500
                                                                       500.500000
                                                           1.937500
50%
              4,690000
                           0.965000
                                                           2,780000
                                                                       673.500000
75%
               6.200000
                                                           3.170000
                                                                       985.000000
                           1.120000
max
             13.000000
                           1.710000
                                                           4.000000
                                                                      1680.000000
           target
count
       178.000000
mean
         0.938202
std
         0.775035
min
         0.000000
25%
         0.000000
50%
         1.000000
75%
         2.000000
max
         2.000000
# Посмотрим на распределение меток класса:
import matplotlib.pyplot as plt
plt.figure(figsize=(8, 5))
sns.countplot(df['target'])
plt.title('Распределение меток класса')
plt.show()
c:\Users\stemo\AppData\Local\Programs\Python\Python39\lib\site-packages\seaborn\
_decorators.py:36: FutureWarning: Pass the following variable as a keyword arg:
x. From version 0.12, the only valid positional argument will be `data`, and pas
sing other arguments without an explicit keyword will result in an error or misi
```

nterpretation.
warnings.warn(



Для изучения корреляции между признаками, построим heatmap: plt.figure(figsize=(12, 8)) sns.heatmap(df.corr(), annot=True, cmap='coolwarm', fmt='.1f') plt.title('Корреляция между признаками') plt.show()



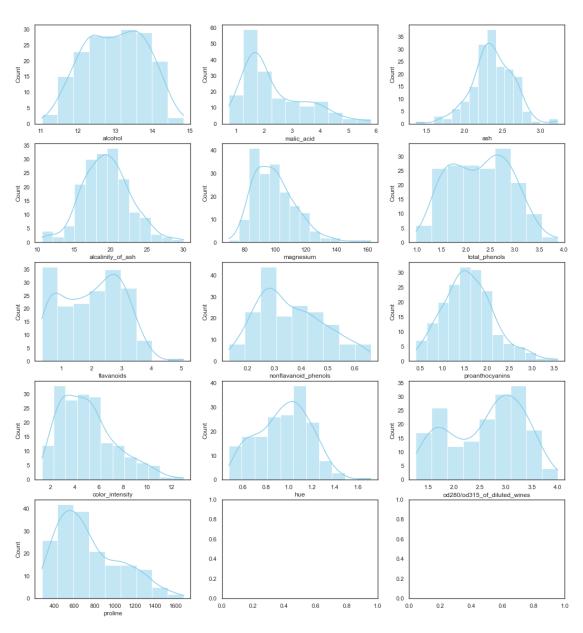
Построим гистограммы распределения признаков:

```
fig, axs = plt.subplots(ncols=3, nrows=5, figsize=(18, 20))

for i, feature_name in enumerate(data.feature_names):
    row = i // 3
    col = i % 3
    sns.histplot(data=df, x=feature_name, kde=True, color='skyblue', ax=axs[row, col])

plt.suptitle('Распределение признаков')
plt.show()
```

Распределение признаков

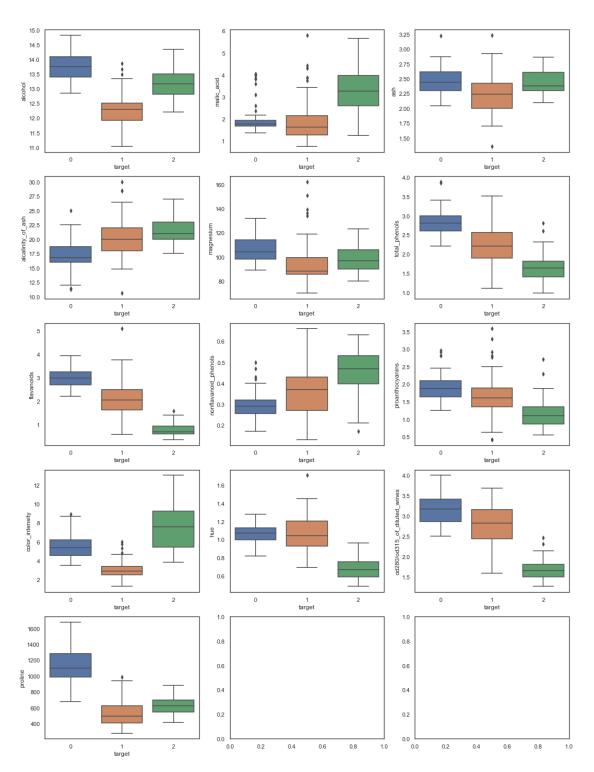


Из гистограмм видно, что некоторые признаки имеют нормальное распределение, например, "alcohol", а некоторые имеют смещенное распределение, например, "ash".

```
# Для изучения взаимосвязи между признаками и метками классов, построим boxplot:
fig, axs = plt.subplots(ncols=3, nrows=5, figsize=(18, 25))

for i, feature_name in enumerate(data.feature_names):
    row = i // 3
    col = i % 3
    sns.boxplot(data=df, x='target', y=feature_name, ax=axs[row, col])

plt.suptitle('Взаимосвязь между призанками и метками классов')
plt.show()
```

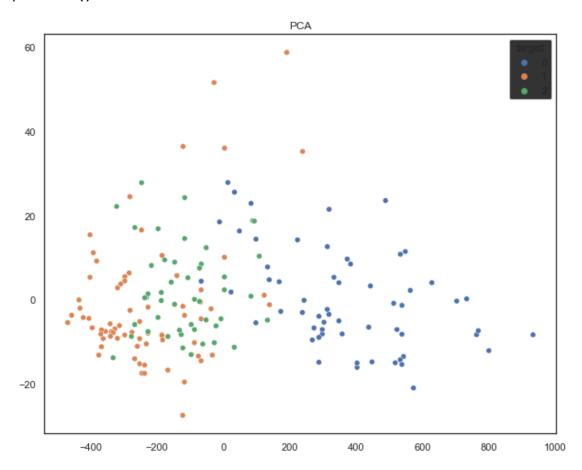


Для снижения размерности и визуализации данных, применим метод главных компоне нт. Для визуализации, построим scatterplot:

from sklearn.decomposition import PCA

```
pca = PCA(n_components=2)
X_pca = pca.fit_transform(df.iloc[:, :-1])
```

```
plt.figure(figsize=(10, 8))
sns.scatterplot(x=X_pca[:, 0], y=X_pca[:, 1], hue=df['target'], palette='deep')
plt.title('PCA')
plt.show()
```

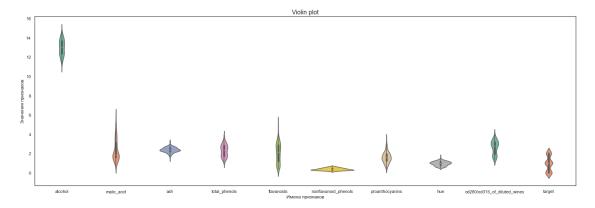


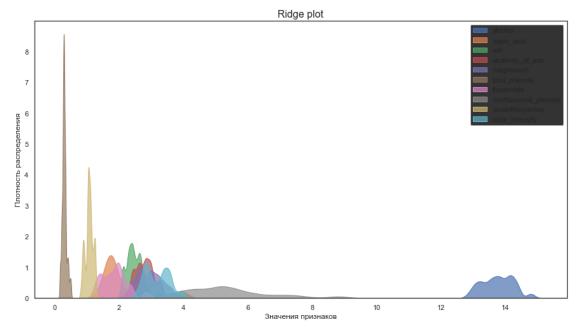
Из графика видно, что классы хорошо разделены в новом пространстве признаков.

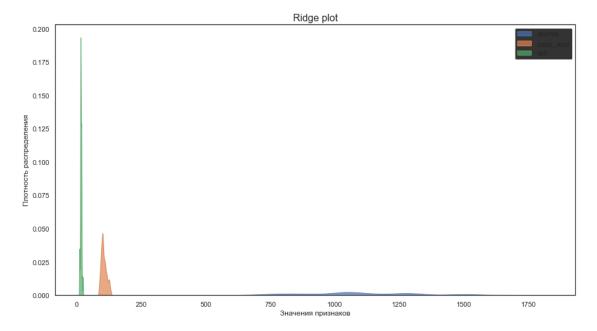
```
zuh = df.drop(columns=['proline', "magnesium", "alcalinity_of_ash", "color_inten
sity"])
```

```
plt.figure(figsize=(25,8))
plt.title("Violin plot", fontsize=16)
sns.violinplot(data=zuh, palette="Set2")
plt.ylabel("Значения признаков")
plt.xlabel("Имена признаков")
```

Text(0.5, 0, 'Имена признаков')

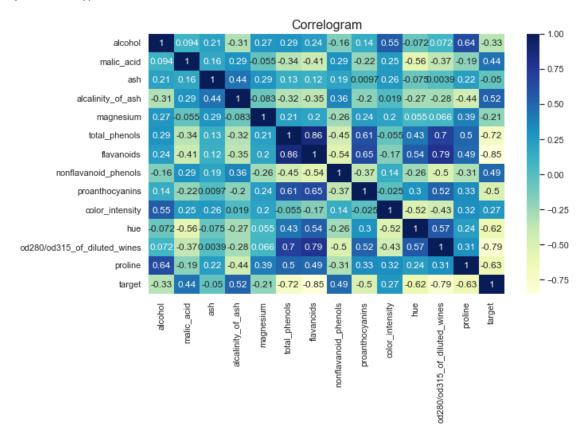






Построение Correlogram

```
plt.figure(figsize=(10,6))
plt.title("Correlogram", fontsize=16)
sns.heatmap(df.corr(), annot=True, cmap="YlGnBu")
plt.show()
```



from scipy.cluster.hierarchy import dendrogram, linkage

```
plt.figure(figsize=(15, 7))
plt.title("Дендрограмма")
dend = dendrogram(linkage(df[:50], method='ward'))
plt.show()
```

